
첨예정점의 측지거리 평균군집화를 이용한 메쉬 분할

Mesh Segmentation With Geodesic Means Clustering of Sharp Vertices

박영진*, 박찬*, 이위**, 하종성**, 유관희*
충북대학교 정보산업공학과 및 충북대학교 컴퓨터교육과*, 우석대학교 게임콘텐츠학과**

Young-Jin Park(yjpark@jbtp.or.kr)*, Chan Park(szell@medri.or.kr)*,
Wei Li(liwei820130@hotmail.com)**, Jong-Sung Ha(jsha@woosuk.ac.kr)**,
Kwan-Hee Yoo(khyoo@chungbuk.ac.kr)*

요약

본 논문에서는 주어진 3차원 메쉬의 분할에 k -평균군집화 기법을 적용한다. 국부적인 최적의 수렴을 피하고 계산시간을 빠르게 하기 위하여 먼저 주어진 메쉬에 대한 첨예정점들을 인지과학적 측면에서 각각 국부적 전역적 기하 특성을 반영하는 곡률과 볼록성을 분석하여 추출한다. 다음에 추출된 첨예정점들은 그들간의 유클리디언 거리대신 측지거리에 기반한 k -평균군집화 기법의 반복 수렴으로 k 개의 군집으로 분할된다. k -평균군집화의 효과성에 매우 중요한 요인은 적절한 k 의 초기값을 부여하는 것이다. 따라서 본 논문에서는 k 의 초기값으로 합리적인 군집 개수를 자동으로 계산한다. 최종적으로 첨예정점에 속하지 않는 메쉬의 나머지 정점들은 측지거리로 가장 가까이 존재하는 k 개의 군집에 병합함으로써 메쉬분할이 완성된다.

■ 중심어 : | 메쉬 분할 | 첨예정점 | 측지거리 | k -평균군집화 |

Abstract

In this paper, we adapt the k -means clustering technique to segmenting a given 3D mesh. In order to avoid the locally minimal convergence and speed up the computing time, first we extract sharp vertices from the mesh by analysing its curvature and convexity that respectively reflect the local and global geometric characteristics from the viewpoint of cognitive science. Next the sharp vertices are partitioned into k clusters by iterated converging with the k -means clustering method based on the geodesic distance instead of the Euclidean distance between each pair of the sharp vertices. For obtaining the effective result of k -means clustering method, it is crucial to assign an initial value to k appropriately. Hence, we automatically compute a reasonable number of clusters as an initial value of k . Finally the mesh segmentation is completed by merging other vertices except the sharp vertices into the nearest cluster by geodesic distance.

■ keyword : | Mesh Segmentation | Sharp Vertex | Geodesic Distance | k -means Clustering |

* 본 논문은 2007년도 정부지원(교육인적자원부 학술연구조성사업비)으로 한국학술진흥재단의 지원(KRF-2006-D00413)과 2007년도 정부(산업기술지원부, 한국산업기술재단)의 지역혁신인력양성지원 지원을 받아 연구되었습니다.

접수번호 : #080222-001

심사완료일 : 2008년 03월 06일

접수일자 : 2008년 02월 22일

교신저자 : 하종성, e-mail : jsha@woosuk.ac.kr

1. 서론

3차원 모델을 컴퓨터 내부 자료구조로 표현하는 방법 중에 가장 대표적인 것은 모델의 표면에 존재하는 점들을 표본화하여 연결구조로 나타내는 3차원 메쉬(mesh)이다. 따라서 3차원 메쉬 구조는 정점들과 정점을 연결하는 간선 및 간선으로 정의되는 면들로 구성되며 위상적으로는 잘 알려진 평면 그래프 자료구조와 동일하다.

3차원 메쉬는 다양한 여러 분야에 응용되고 있으며 기본적인 처리 기술로는 정밀하게 표현된 메쉬를 단순화시키는 메쉬단순화, 저장공간이나 통신시간을 줄이기 위한 메쉬압축, 두 메쉬간을 보간하는 메쉬모핑, 메쉬의 편집과 변형 등이 있다. 이와 같은 기본적인 메쉬 처리에 자주 요구되는 중요한 전처리 기술이 메쉬를 의미 있는 부분들로 분할하는 메쉬분할(mesh segmentation)이다. 메쉬분할은 메쉬를 이용한 다양한 응용을 효과적으로 처리하기 위해서 무엇보다도 중요한 기초 메쉬 처리 기술이지만 같은 제한조건과 기준조건이 주어진다 하더라도 메쉬분할의 최적화를 위한 완전한 해결책이 없는 NP-문제에 속한다[1]. 따라서 메쉬분할에 관한 다양한 경험적(heuristic) 방법들[1-14]이 제시되고 있음에도 불구하고 아직은 결과에 대한 정량적인 분석이 어렵고 초창기 연구단계로 볼 수 있다.

메쉬는 등간격(regular) 자료인 2차원 영상과 비교하여 단순히 한 차원이 높다는 것 외에 비등간격(irregular)이라는 기술적으로 처리하기 어려운 특성을 가졌기 때문에 새로운 분할 문제라고 볼 수 있다. 그러나 영상분할 방법을 그대로 확장하여 적용시킬 수 없지만 오래전부터 연구되어 제시되어 성숙기에 있는 영상분할 기술을 변형 적용시키려는 노력들도 있어왔다.

2차원 영상에서 사용자에게 의해서 지정된 점들로 초기 스네이크를 만든 후 스네이크의 내부 힘과 외부 힘의 합이 최소가 될 때까지 반복 처리하는 영상 스네이크(image snake) 기법[16]을 3차원 메쉬로 확장한 기하학 스네이크 기법(geometric snake)[17]이 제시되었다. 추가적으로 물이 떨어진 지점으로부터 퍼져나가 경계점에서 멈추면서 영상을 분할하는 2차원 워터세드

(watershed) 방법을 메쉬에 적용하여 주어진 메쉬를 분할하는 방법[3][8]이 개발되었다.

영상에서 사용자에게 의해 선택된 커서의 위치를 간선과 같은 주요 특징 부위로 자연스럽게 옮겨가는 영상 스냅핑(image snapping)[18][19]이라는 개념은 커서가 메쉬상의 주요 특징을 나타내는 정점으로 옮겨가는 기하적 스냅핑(geometric snapping)[20]으로 확장되었다.

사용자가 지정한 종자점들을 포함한 간선에 의해 영상을 분할하는 인공가위법(intelligent scissors)[21]은 사용자가 선택한 정점이 종자점으로부터 매우 멀리 떨어져 있는 경우 의도하는 경로가 찾아질 수 없는 경우가 자주 발생하므로 사용자에게 더 많은 종자점을 부여하여 처리하는 라이브와이어(livewire), 라이브레인(livelane), 라이브와이어 온더플라이(livewire on the fly)가 [22][23]에 의하여 제시되어 있다. 이러한 라이브와이어 및 라이브레인을 3차원 메쉬에 확장하여 적용한 결과가 [24]에서 제시되었다.

본 논문에서는 오래전부터 2차원 영상분할에 다양하게 적용[25-27]되고 있는 k -평균군집화(k -means clustering) 기법을 메쉬분할에 적용한 방법에 대하여 설명한다. k -평균군집화의 주요 아이디어는 미리 정해진 수 k 개의 군집 당 하나씩 도심(centroid)을 정하고 각 자료들을 가장 가까운 도심에 연결하여 값을 전부터한 후 평균을 내어 도심을 갱신하는 것을 수렴될 때까지 반복하는 것으로서 주어진 자료를 분류하는 비교적 간단하고 쉬운 방법이다. 이 k -평균군집화의 주된 결점은 결과가 초기 도심에 너무 민감하고 국부적 최적에 빠질 수 있다는 것이다. 또한 적절한 군집의 개수를 정하는 것이 일반적으로 매우 어렵다는 것이다. 본 논문에서는 초기 도심에 의한 국부적 최적으로 수렴되지 않고 계산상의 효율성을 위하여 기하적인 특성을 나타내는 첨예정점을 추출하고 이들 간의 유클리디언 거리 대신에 메쉬 표면에 측지거리(geodesic distance)를 기반으로 k -평균군집화를 적용하고 합리적인 군집의 개수를 자동으로 계산하는 방법을 제시한다.

첨예정점을 추출할 때에는 근사곡률을 이용하여 국부적 기하를 반영하는 특정정점만 사용하는 것이 아니라 전역적 기하를 반영하는 기하적 연산을 이용하여 특

정정점을 결정하여 정점의 기하적 속성을 보다 다양하게 분류하는 제 II 장에서는 소개한다. 제 III 장에서는 합리적인 군집의 개수를 자동으로 계산하는 방법과 메쉬의 첨예정점들간의 측지거리를 기반으로 하는 k -평균군집화 기법을 이용하여 메쉬를 분할하는 기법을 제시한다. 제 IV 장에서는 본 논문에서 제안한 방법을 다양한 메쉬 모델에 적용한 연구 실험 결과를 보여주고 마지막 제 V 장에서는 연구 결과를 요약하고 향후 연구 방향을 언급한다.

II. 메쉬 모델에서 첨예정점 추출

기하적 특징정점을 추출하여 이를 기반으로 메쉬를 분할하는 기법은 Zhou와 Huang[12], Katz 등[14], Lien과 Amato[15]의 방법과 같이 인간이 물체의 어떠한 영역의 경계를 인지하는 데에는 주곡률(principal curvature)의 음의 최소값 또는 오목한 주름이며 오목성의 깊이가 인식에 직접 영향을 준다는 인지과학적인 연구결과[28][29]에 그 근거가 있다. 이러한 인지과학적인 근거뿐만 아니라 기하적 특징을 대표하는 적절한 특징정점의 추출은 본 논문에서 적용하고자하는 k -평균군집화의 주된 결점인 결과가 초기 도심에 너무 민감하고 국부적 최적에 빠질 수 있다는 것을 극복할 수 있다. 또한 계산 시간의 향상도 동반한다.

2차원 영상은 2차원이기 때문에 경사도를 정의하고 중력(gravity)에 의한 에너지함수를 정의하여 특징 추출에 사용하나 3차원 물체는 그 방위(orientation)가 변할 수 있으므로 경사도에 의한 중력을 특징 추출에 사용할 수 없으므로 일반적으로 3차원 모델에서 기하적인 특징은 특정한 점에서 기울기의 변화량으로 정의되는 곡률(curvature)을 기준으로 사용한다. 본 논문에서는 기존의 대부분의 연구들과 같이 국부적 기하를 반영하는 근사곡률뿐만 아니라 전역적 기하를 반영하는 기하적 연산을 이용한 첨예정점을 결정한다. 자세한 방법은 [30]의 2장과 같다.

III. 측지거리 k -평균군집화 기법을 이용한 메쉬분할

1. k -평균군집화 개요 및 한계

본 논문에서는 II장에서 기술한 방법으로 메쉬 표면에서 추출된 첨예정점들을 분할하기 위해 가장 널리 사용되는 k -평균 군집화 기법[31]을 적용하였다. 여기서 k 는 군집의 개수를 의미하며 추출된 첨예정점의 수가 m 개라고 가정하고 k -평균 군집화 기법을 단계별로 요약하면 다음과 같다.

- 단계 1 : m 개의 첨예정점들 중 임의로 k 개를 선택하여 초기 군집의 도심(centroid)으로 설정한다.
- 단계 2 : m 개의 첨예정점을 가장 가까이 존재하는 군집의 도심을 기준으로 k 개의 군집으로 분류한다.
- 단계 3 : 모든 첨예정점의 군집이 결정되면, 같은 군집에 속하는 첨예정점들의 평균점을 이 군집의 새로운 도심으로 설정한다.
- 단계 4 : 분류된 군집화가 잘 이루어질 때까지 단계 2와 3을 반복 수행한다.

위에서 분류된 군집화가 잘 이루어졌는지를 결정하기 위해서 군집화의 정도를 계산하기 위해서는 이전 단계의 k 개의 각 도심에 대해 가장 가까이 존재하는 새로 구한 도심 간의 거리를 계산한다. 그리고 그 k 개의 모든 거리의 합을 계산하여 주어진 threshold보다 작으면 잘 된 군집화라고 판단한다.

위의 기법에서 중요하게 고려해야 할 사항이 두 가지 항목이다. 첫 번째 항목은 두 점간의 거리를 구하기 위한 메트릭(metric)이며, 두 번째 항목은 도심의 위치이다. 일반적으로 3차원 공간에서 사용하는 메트릭은 유클리디안 거리(Euclidean distance)이며, 도심의 위치는 3차원 공간상의 점이다. 그러나 본 논문에서 사용하는 모델이 3차원 메쉬이고, 메쉬 분할은 메쉬의 표면에 이루어지므로 위 두 항목을 그대로 적용하기 힘들다. 또한 k -평균군집화는 초기 도심에 너무 민감하다는 것

외에도 국부적 최적에 빠질 수 있으며 특히 적절한 군집의 개수의 초기값을 정하여 사용하는 것이 어렵다는 것이다.

2. 메쉬분할을 위한 측지거리 k -평균군집화

본 논문에서는 인지과학적으로 기하적 특징을 대표하는 첨예정점을 대상으로 k -평균군집화를 적용함으로써 수행시간의 단축뿐만이 아니라 국부적 최적에 빠지는 단점을 예방할 수 있다. 본 절에서는 3차원 메쉬 표면상에서 두 정점간의 거리를 나타내는 적절한 메트릭(metric)을 정의하고 도심의 위치를 정하여 첨예정점들을 분류하는 측지거리 평균 군집화 기법을 제시하고 다음 절에서는 적절한 군집의 개수의 초기값을 정하는 방법을 설명한다.

앞서 언급한 바와 같이 가장 단순한 메트릭은 널리 사용하는 유클리디언 거리이다. 그러나 메쉬 표면상에 존재하는 두 첨예정점을 연결하는 경로가 메쉬 표면상에 직선으로 나타나지 않으므로 유클리디언 거리를 사용할 경우 정확한 거리를 표현할 수 없다. 이러한 문제점을 극복하기 위해 본 논문에서는 두 정점 사이의 거리를 메쉬 모델에서 이용되고 있는 측지거리(geodesic distance)와 메쉬의 기하학 특성을 나타내는 정점의 정규벡터의 사이각을 사용한다.

먼저 메쉬 표면상에 두 점간의 측지 거리를 구하기 위해 메쉬 모델의 특성을 살펴본다. 철사 형태(wireframe)의 메쉬 모델은 정점의 집합과 두 정점을 연결하는 간선(edge)의 집합으로 구성된다. 간선에 속하는 두 정점은 항상 서로 보이므로 이들 두 정점간의 직선거리 그 간선의 가중치로 부여하면 메쉬 자체가 가중치 그래프이다. 메쉬 표면에 존재하는 두 정점 정점 $v_p = (p_x, p_y, p_z)$ 와 $v_q = (q_x, q_y, q_z)$ 사이의 측지거리 $gd(v_p, v_q)$ 는 가중치 그래프에서 두 정점을 연결하는 경로들 중에 가장 짧은 경로의 길이로 식 (1)과 같다.

$$gd(v_p, v_q) = \underset{k=1, \dots, n}{Min} DP_k = \sum_{i=0}^{m-1} d(v_{k_i}, v_{k_{(i+1)}}) \quad (1)$$

여기서 DP_k 는 두 정점 v_p 와 v_q 를 연결하는 경로

$P_k = (v_{k_0} = v_p, v_{k_1}, \dots, v_{k_{(m-1)}} = v_q)$ 의 길이를 나타내며 $d(v_{k_i}, v_{k_{(i+1)}})$ 는 이웃한 두 정점 v_{k_i} 와 $v_{k_{(i+1)}}$ 간의 유클리디언 거리를 나타낸다. 따라서 메쉬 표면에 존재하는 모든 정점들사이의 측지거리는 주어진 메쉬를 가중치 그래프로 변환한 후 Dijkstra 알고리즘을 적용하여 구할 수 있다[32].

다음으로 메쉬 표면을 구성하는 두 정점들의 정규벡터의 사이각을 계산하기 위해 우선적으로 각 정점에 정규벡터를 구해야 한다. 본 논문에서는 각 정점의 정규벡터를 이 정점을 포함하는 모든 면의 정규벡터의 평균벡터로 하였다. 만약 두 정점 v_p 와 v_q 의 정규벡터를 각각 n_p 와 n_q 라 할 때, 두 정점의 사이각 Θ 은 식(2)와 같다.

$$\Theta_{pq} = \text{acos}(n_p \cdot n_q) \quad (2)$$

식(1)과 (2)를 이용하여 메쉬 표면에 존재하는 두 정점의 거리는 식 (3)과 같다.

$$d(v_p, v_q) = w_1 gd(v_p, v_q) + w_2 \Theta_{pq} \quad (3)$$

식 (3)에서 w_1 와 w_2 는 가중치를 나타내며 $w_1 + w_2 = 1$ 이다.

이상에서 언급한 바와 같이 측지거리와 사이각을 사용하여 앞 절에서 설명한 평균군집화 기법과 동일하게 먼저 m 개의 첨예정점들 중에 k 개의 정점을 선택하여 각 군집의 도심으로 설정한다. 각 첨예정점으로부터 측지거리와 사이각의 합으로 가장 가까이 존재하는 도심을 구하여 군집화를 수행한다. 모든 첨예정점에 대해 군집화를 처리한 후 같은 군집에 속하는 첨예정점에 대해 새로운 도심을 구한다.

그러나 앞에서 논의한 바와 같이 사용할 메트릭에 따라 다양하게 도심을 구할 수 있으나 본 논문에서는 메쉬 표면에 도심이 놓일 수 있도록 측지거리와 사이각을 이용하여 구한다. 특히 이들 도심은 첨예정점중의 한 정점이 되도록 한다. 이를 위해 본 논문에서는 h 번째 군집에 속하는 첨예정점들에 대해 수식 (4)를 만족하는

침예정점 v_{hj} 를 그 군집의 도심 vc_h 로 선택한다.

$$vc_h = v_{hj} \ni \underset{v_{hj}}{\text{Min}} \sum_{i=1}^l d(v_{hj}, v_{hi}), j=1, \dots, l \quad (4)$$

식 (4)에서 l 은 h 번째 군집에 속하는 침예정점의 수이며, 이들 침예정점은 $v_{hi}, i = 1, \dots, l$ 으로 부여된다.

위의 방법을 통해 모든 k 개의 군집의 새로운 도심을 구한다. 이전 단계에서 구한 특정 군집의 도심 pvc_h 과 새로 구한 도심 vc_h 이 특정정점들이기 때문에 이들 두 도심 간의 거리를 계산하기 위해 식 (3)의 $d(pvc_h, vc_h)$ 를 이용한다. 모든 군집의 도심들에 대해 식 (5)의 조건을 만족할 때까지, 즉 각 군집의 이전 도심과 새로 구한 도심 간의 거리의 합이 일정 수준 T_{gd} 이하일 때까지 위의 과정이 반복된다.

$$\sum_{h=1}^k d(pvc_h, vc_h) \leq T_{gd} \quad (5)$$

제 II 장에서 기술한 방법에 따라 구한 메쉬 표면의 침예정점들에 대한 군집화 작업은 이상과 같은 방법에 완료된다. 추가적으로 메쉬의 모든 점들의 군집화를 완성하기 위해서는 침예정점이 아닌 나머지 점들에 대한 군집화를 처리해야 한다. v 를 이들 점들중의 하나라고 가정할 때, 본 논문에서는 식 (3)에서 기술한 메트릭을 이용하여 v 로부터 모든 군집의 도심 사이의 거리를 구한 후, 가장 짧은 거리에 있는 도심의 번호를 v 의 군집 번호로 선택한다.

3. k 초기값의 자동 계산

평균군집화 기법을 적용하여 메쉬 표면 형태의 특성에 따라 몇 개의 군집으로 결정할 것인지에 고려해야 한다. 이를 위해 사용자가 메쉬 형태를 가지적으로 파악한 후 가장 적절하다고 생각하는 분할 개수, 즉 k 값을 직접 줄 수도 있다. 그러나 메쉬의 기하 특성을 사용자가 파악하는 특히 합리적인 값을 정하는 일은 어려운 작업일 것이다. 따라서 분할 개수, 즉 k 값을 자동으로 결정하기 위한 방법이 요구된다.

본 논문에서는 Katz와 Tal[6]의 적절한 메쉬 분할 개

수를 정하는 방법에서 유사한 개념을 도입하였다. 주요 개념은 분할 개수를 늘려갈 때 각 분할된 군집의 기하적인 특징을 나타내는 어떤 측정값의 변화가 적은 부분을 적절한 지점으로 보는 것이다. 구체적으로는 군집의 개수가 변화함에 따라 각 군집의 도심과 h 개로 분할된 군집의 도심 간의 최대 거리를 $G(h)$ 라 할 때, h 가 증가됨에 따라 $G(h)$ 의 변화량이 가장 크게 발생되는 h 를 k 로 선택하였다. 본 논문에서는 식 (3)을 이용하여 두 도심 간의 거리를 구하였다.

예를 들어 3220개의 면으로 구성된 호랑이 모델, 3208개의 면으로 구성된 물고기 모델과 1130개의 면으로 구성된 새 모델에 대한 $G(h)$ 의 변화량에 대한 실험 결과는 [그림 1]과 같다. [그림 1]의 왼쪽 그림이 3차원 메쉬 모델을 나타내며, 오른쪽 그림이 해당 모델에 대한 분할 개수와 $G(h)$ 의 값과의 관계를 나타낸다. 가로 축은 분할 개수를 의미하고, 새로 쪽은 $G(h)$ 의 값을 의미한다. 그림에서 보는 바와 같이 호랑이 모델은 분할 개수 24에서 $G(h)$ 가 급격히 변화됨을 알 수 있고, 물고기와 새 모델은 분할 개수 8개와 10에서 각각 $G(h)$ 가 급격히 변함을 알 수 있다. 따라서 이들 세 모델은 각각 24개, 8개와 10개로 분할됨을 알 수 있다.

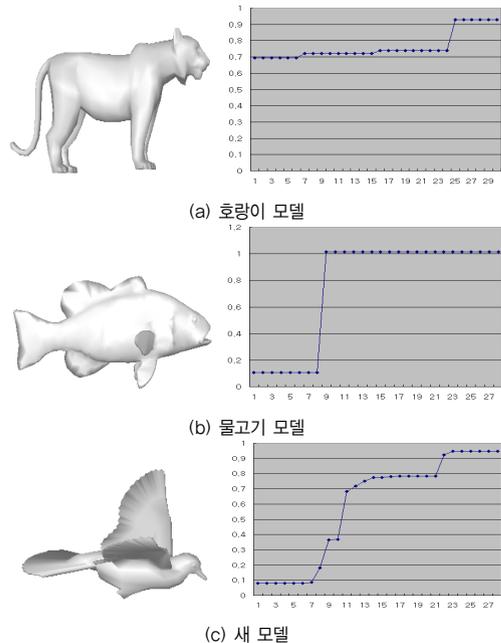


그림 1. 메쉬 모델에 대한 $G(h)$ 의 변화량

IV. 구현 환경 및 실험 결과

1. 구현 환경

본 논문에서 제안한 측지거리 평균군집화를 이용한 메쉬 분할 기법은 PC의 Microsoft XP Windows와 Visual Studio .NET 2003 환경에서 CGAL (computational geometry algorithm library)[32]와 메쉬 모델을 표현하는 일반적인 자료구조인 하프에지 (half-edge) 자료구조를 사용하여 구현되었다. CGAL 과 본 알고리즘의 구현 외에는 CPU, 메모리 등 하드웨어적 요소는 수행시간과만 관계가 있으며 실험결과와는 무관하다.

2. 실험 결과

구현된 결과를 시험하기 위해 Princeton Shape Benchmark[32]에서 메쉬 모델을 가져와 사용하였으며, 이들 메쉬를 하프에지 자료구조로 표현하였다.

지금부터 다섯 가지 3차원 메쉬 모델(사람얼굴, 물고기, 새, 호랑이, 사람머리)에 대해 본 논문에서 제안한 기법을 이용하여 주어진 메쉬를 분할한 실험 결과를 설명하고자 한다. 실험하기에 앞서 이들 메쉬를 구성하는 정점, 간선과 면의 수 그리고 II장에서 기술한 기법을 통해 추출된 첨예정점 수에 대한 결과가 [표 1]에 나타나 있다.

표 1. 3차원 메쉬 정보 및 첨예정점의 수

모델	분할수	정점 수	간선수	면수	첨예정점수
사람얼굴	12	299	562	860	60
물고기	8	1604	4812	3208	107
새	10	567	1695	1130	59
호랑이	24	956	2862	1908	115
사람머리	14	428	839	1266	80

표에서 보는 바와 같이 사람 얼굴 모델은 299개의 정점, 562개의 간선과 860개의 면으로 구성되어 있고, 추출된 첨예정점의 수는 59개로 전체 정점 수의 약 19.7%이다. 물고기 모델은 1604개의 정점, 4812개의 간선과 3208개의 면으로 구성되어 있고, 추출된 첨예정점의 수는 107개로 전체 정점 수의 약 6.7%이다. 그 이외에 새

모델에서 정점의 수는 총 567개이며 59개의 첨예정점이 선택되었고, 호랑이 모델은 총 정점 956개 중 115개가 선택되었고, 사람머리 모델은 428개 중 80개가 선택되었다. 이상의 결과로부터 기존 정점 수의 약 10% ~ 20%가 첨예정점으로 선택된다.

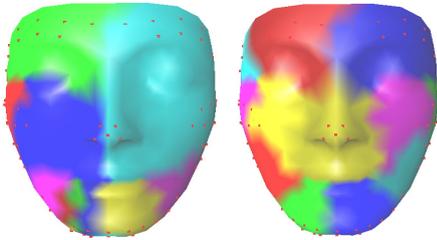
이들 다섯 가지 모델에 대해 메쉬 분할을 위한 분할 개수를 구해야 한다. 이를 위해 III장 3절에서 기술한 방법을 적용하면, 호랑이, 물고기와 새 모델은 각각 24, 8, 10이고, 사람 얼굴과 사람 머리 모델은 각각 12와 14이다.

본 논문에서 주어진 분할 개수를 가지고 분할한 결과가 사람얼굴, 물고기, 새, 호랑이와 사람머리 모델에 대해 각각 [그림 2-6]에 나타나 있으며, 메쉬 분할 영역을 구분하기 위해 서로 다른 색깔을 사용하였다. 그림에서 보는 바와 같이 같은 색상을 갖는 메쉬 부분이 같은 영역에 속함을 알 수 있다. 추가적으로 본 논문에서는 군집화 여부를 판단하기 위한 경계 값으로 10^{-7} 을 주었다.

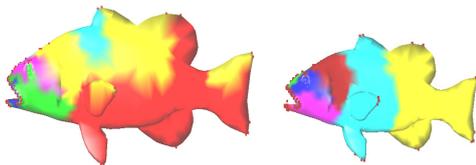
[그림 2-6]의 (a)는 본 논문에서 제시한 방법을 통해 분할된 메쉬의 형태를 보여주고 있다. 이 실험에서는 두 점간의 측지거리와 두 점의 정규벡터 사이각의 비중을 각각 0.8과 0.2로 주었다. [그림 2-6]의 (b)는 같은 분할 개수를 가지고 측지거리가 아닌 유클리디언 거리를 이용하여 분할한 결과를 보여준다.

[그림 4] (c), (d), (e)와 (f)의 결과는 새 모델에 대해 각각 Attene 등[2], Katz&Tal[6], Mortara 등[13]과 Katz 등[14]에 의해 제시된 메쉬분할 기법에 따라 분할된 결과를 보여주고 있다. 유사하게 이들 네 논문에서 제시된 방법을 호랑이 모델에 각각 적용하여 메쉬분할한 결과가 [그림 5]의 (c), (d), (e)와 (f)에 나타나 있다. 이들 가지 결과를 통해 본 논문에서 제시한 방법과 기존 방법에 따른 메쉬 분할 결과들을 비교할 수 있다. Attene 등[2], Katz&Tal[6]과 Katz 등[14]의 결과는 객체의 특정 경계 부위에서의 메쉬 분할이 잘 이루어짐을 알 수 있으나, 보다 세세한 메쉬 분할을 처리하고 있지 못함을 가시 결과를 통해 알 수 있다. Mortara 등[13], 임정훈 등[30]과 본 논문에서 제안한 방법은 결과에서 보는 바와 같이 보다 작은 단위로 메쉬 분할이 이루어짐을 알 수 있다. 특히 본 논문의 결과는 [13]과 [30]의 결과에 비해 특정 객체 부위에서 세밀히 잘 분할됨을

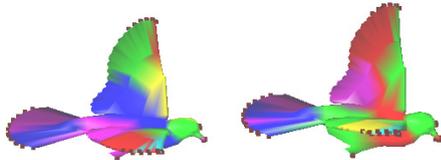
알 수 있다.



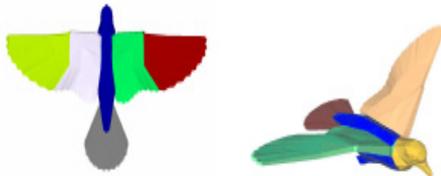
(a) 본 논문의 결과 (b) [30]의 결과
그림 2. 3차원 사람 얼굴 모델에 대한 분할



(a) 본 논문의 결과 (b) [30]의 결과
그림 3. 3차원 물고기 모델에 대한 분할



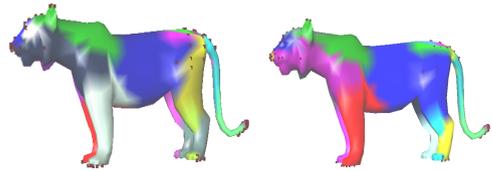
(a) 본 논문의 결과 (b) [30]의 결과



(c) [2]의 결과 (d) [6]의 결과



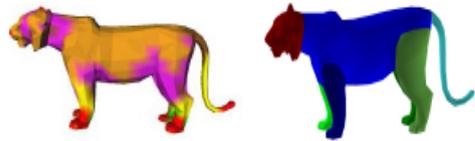
(e) [13]의 결과 (f) [14]의 결과
그림 4. 3차원 새 모델에 대한 분할



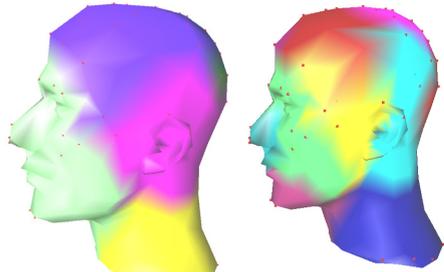
(a) 본 논문의 결과 (b) [30]의 결과



(c) [2]의 결과 (d) [6]의 결과



(e) [13]의 결과 (f) [14]의 결과
그림 5. 3차원 호랑이 모델에 대한 분할



(a) 본 논문의 결과 (b) [30]의 결과
그림 6. 3차원 사람머리 모델에 대한 분할

V. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 주어진 3차원 메쉬 분할에 k -평균군집화 기법을 적용하기 위하여 메쉬로부터 추출된 침예 정점과 주어진 메쉬 상에 정의되는 두 정점간의 측지거리 k -평균군집화 기법을 적용하는 방법을 설명하였다. 인지과학적 측면에서 각각 국부적 전역적 기하 특성을 반영하는 곡률과 볼록성을 분석하여 추출한 침예정점들을 대상으로 k -평균군집화를 적용함으로써 국부적

인 최적의 수렴을 피하고 k 의 초기값으로 합리적인 군집 개수를 자동으로 계산하는 방법을 사용하여 다양한 3차원 메쉬 모델의 분할에 적용하여 실험하였다.

그러나 메쉬분할은 입력에 민감한 처리에 속하므로 더 좋은 분할 결과를 얻기 위해서 향후 3차원 메쉬 상에서 두 정점간의 거리를 나타내는 매트릭을 여러 요인의 변수를 보다 상세하게 포함하는 가중치함수로 나타내고 기하적 특성에 따라 가중치를 자동으로 계산하는 방법에 대한 연구가 더 필요할 것으로 보인다.

참고 문헌

- [1] B. Chazelle, "Strategies for polyhedral surface decomposition: an experimental study," Computational Geometry: Theory and Applications, Vol.7, pp.327-342, 1997.
- [2] M. Attene, S. Katz, M. Mortara, G. Patane, M. Spagnuolo, and A. Tal, "Mesh segmentation - a comparative study," IEEE Int. Conf. on Shape Modeling and Applications, pp.14-25, 2006.
- [3] D. L. Page, A. F. Koschan, and M. A. Abidi, "Perception based 3d triangle mesh segmentation using fast matching watersheds," Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.27-32, 2003.
- [4] T. Srinak and C. Kambhamettu, "A novel method for 3D surface mesh segmentation," Proc. of the 6th IASTED International Conference on Computers, Graphics, and Imaging, pp.212-217, 2003.
- [5] M. Garland, A. Willmott, and P. S. Heckbert, "Hierarchical face clustering on polygonal surfaces," Proc. of the 2001 Symposium on Interactive 3D Graphics, pp.49-58, 2001.
- [6] S. Katz and A. Tal, "Hierarchical mesh decomposition using fuzzy clustering and cuts," ACM Transactions on Graphics (TOG), Vol.22, No.3, pp.954-961, 2003.
- [7] T. Kanungo, D. M. Mount, N. S. Netanyahu, A. D. Piatko, R. Silverman, and A. Y. Wu, "An efficient k-means clustering algorithm: analysis and implementation," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.24, No.7, pp.881-892, 2002.
- [8] A. P. Mangan and R. T. Whitaker, "Partitioning 3D surface meshes using watershed segmentation," IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, Vol.5, No.4, pp.308-321, 1999.
- [9] T. K. Dey, J. Giesen, and S. Goswami, "Shape segmentation and matching with flow discretization," Proc. of the Workshop on Algorithms and Data Structures (WADS), Vol.2748, pp.25-36, 2003.
- [10] K. Wu and M. D. Levine, "3D part segmentation using simulated electrical charge distributions," Proc. of the 1996 IEEE International Conference on Pattern Recognition (ICPR), pp.14-18, 1996.
- [11] D. C. Steiner, P. Alliez, and M. Desbrun, "Variational shape approximation," Proc. of the 31st Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques(SIGGRAPH), pp.27-34, 2004.
- [12] Y. Zhou and Z. Huang, "Decomposing polygon meshes by means of critical points," Proc. of MMM'04, pp.187-195, 2004.
- [13] M. Mortara, G. Panae, M. Spagnuolo, B. Falcidieno, and J. Rossignac, "Blowing bubbles for the multi-scale analysis and decomposition of triangle meshes," Algorithmica, Special Issues on Shape Algorithms, Vol.38, No.2, pp.227-24, 2004.
- [14] S. Katz, G. Leifman, and A. Tal, "Mesh segmentation using feature points and core

- extraction," *Visual Computer*, Vol.21, pp.649-658, 2005.
- [15] J. M. Lien and N. M. Amato, "Approximate convex decomposition of polyhedra," Technical Report TR06-002, Dept. of Computer Science, Texas A&M University, 2006.
- [16] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes, active contour models," *International Journal of Computer Vision*, Vol.1, pp.321-331, 1987.
- [17] Y. Lee and S. Lee, "Geometric snakes for triangular meshes," *Computer Graphics Forum*, Vol.21, No.3, pp.229-238, 2002.
- [18] M. Gleicher, "Image Snapping," *ACM Computer Graphics (Proc. of SIGGRAPH'95)*, pp.183-190, 1995.
- [19] M. Gleicher, *A Differential Approach to Graphical Manipulation*, Ph.D. Carnegie Mellon University, 1994.
- [20] K. H. Yoo and J. S. Ha, "Geometric snapping for 3d meshes," *Workshop on Computer Graphics and Geometric Modelling (Lecture Notes on Computer Science, Vol.3039)*, pp.90-97, 2004.
- [21] E. N. Mortensen and W. A. Barrett, "Intelligent scissors for image composition," *ACM Computer Graphics (Proc. of SIGGRAPH '95)*, pp.191-198, 1995.
- [22] A. X. Falcão, "User-steered image segmentation paradigms: livewire and livelane," *Graphical Models and Image Processing*, Vol.60, pp.223-260, 1998.
- [23] A. X. Falcao, J. K. Udupa, and F. K. Miyazawa, "An Ultra-fast user-steered image segmentation paradigm: live wire on the fly," *IEEE Tr. on Medical Imaging*, Vol.19, No.1, pp.55-62, 2000.
- [24] K. H. Yoo and J. S. Ha, "User-steered methods for extracting geometric features over 3D Meshes," *Computer-Aided Design and Applications*, Vol.2, No.1-4, pp.537-546, 2005.
- [25] D. Malyszko and S. T. Wierzchon, "Standard and Genetic k-means Clustering Techniques in Image Segmentation," *Computer Information Systems and Industrial Management Applications*, 2007.
- [26] J. R. Rommelse, H. X. Lin and T. F. Chan, "Efficient active contour and K-means algorithms in image segmentation," *Distributed Computing and Applications*, Vol.12, No.2 pp.101-120, 2004.
- [27] M. Luo, Y. Ma, and H. J. Zhang, "A spatial constrained K-means approach to image segmentation," *Proceedings of the 2003 Joint Conference of the Fourth International Conference on Information, Communications and Signal Processing, and the Fourth Pacific Rim Conference on Multimedia*, Vol.2, pp.738-742, 2003.
- [28] D. D. Hoffman and W. A. Richards, "Parts of recognition," *Cognition*, Vol.18, 1984.
- [29] D. D. Hoffman and M. Singh, "Saliency of visual parts," *Cognition*, Vol.63, 1997.
- [30] 임정훈, 박영진, 성동욱, 하종성, 유관희, "진역 및 국부 기하 특성을 반영한 메쉬 분할", *정보처리학회 논문지*, 제14-A권, 제7호, pp.435-442, 2007.
- [31] T. Kanungo, "An efficient k-means clustering algorithm: analysis and implementation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pp.881-892, 2002.
- [32] E. W. Dijkstra, "A note on two problems in connexion with graphs," *Numerische Mathematik*, Vol.1 pp.269-271, 1959.
- [33] <http://www.cg.al.org>.
- [34] P. Shilane, M. Kazhdan, P. Min, and T.

Funkhouser, "The Princeton shape benchmark,"
Proc. of Shape Modeling International, 2004.

저 자 소 개

박 영 진(Young-Jin Park)

정회원



- 1986년 : 전북대학교 전산통계학과(이학사)
- 1988년 : 전북대학교 전산학과(이학석사)
- 2005년 ~ 현재 : 충북대학교 정보산업공학과 박사과정

<관심분야> : 계산기하학, 컴퓨터그래픽스

박 찬(Chan Park)

정회원



- 2003년 : 충북대학교 컴퓨터교육과(이학사)
- 2007년 : 충북대학교 컴퓨터교육과(교육학석사)
- 2008년 ~ 현재 : 충북대학교 정보산업공학과 박사과정

<관심분야> : 컴퓨터그래픽스, 메디컬 응용, 이터닝 시스템

이 위(Wei Li)

준회원



- 2004년 : 중국 동북대학교 컴퓨터공학과
- 2006년 : 우석대학교 컴퓨터공학과(공학사)
- 2006년 ~ 현재 : 우석대학교 컴퓨터공학과/게임콘텐츠학과 석사과정

<관심분야> : 컴퓨터그래픽스, 3D게임

하 중 성(Jong-Sung Ha)

정회원



- 1984년 : 서울대학교 컴퓨터공학과(공학사)
- 1986년 : 한국과학기술원 전산학과(공학석사)
- 1996년 : 한국과학기술원 전산학과(공학박사)

- 1986년 ~ 1989년 : (주)현대전자산업 대리
- 1990년 ~ 현재 : 우석대학교 게임콘텐츠학과 교수
- 2001년 : 미국 조지워싱턴대학교 방문교수

<관심분야> : 응용계산기하학, 컴퓨터그래픽스, 3D 콘텐츠

유 관 희(Kwan-Hee Yoo)

정회원



- 1985년 : 전북대학교 전산통계학과(이학사)
- 1988년 : 한국과학기술원 전산학과(공학석사)
- 1995년 : 한국과학기술원 전산학과(공학박사)

- 1988년 ~ 1997년 : (주)데이콤 종합연구소 선임연구원
- 1997년 ~ 현재 : 충북대학교 정보산업공학과, 컴퓨터교육과 교수
- 2003년 ~ 2005년 : 미국 카네기멜론대학교 로보틱스 연구소 방문교수

<관심분야> : 컴퓨터그래픽스, 이터닝 시스템, 메디컬 및 텐탈 응용, 3차원게임